Assoko Adjoa Victoire Sandrine, Kouassi Amani Michel and Koffi Yao Blaise

Contribution de l'intelligence artificielle à la prévision des débits dans le bassin versant de la Marahoué (Bandama, Côte d'Ivoire

Journal International Sciences et Technique de l'Eau et de l'Environnement,

Vol. (vii), No.3, September 2022, pp. 74-87

ISSN Online: 1737-9350; ISSN Print: 1737-6688, Open Access

www.jiste.org

Scientific Press International Limited

Received: 02 May 2022 / Revised: 05 August 2022 / Accepted: 11 August 2022 / Published: September 2022



# Contribution de l'intelligence artificielle à la prévision des débits dans le bassin versant de la Marahoué (Bandama, Côte d'Ivoire

Assoko Adjoa Victoire Sandrine<sup>1</sup>, Kouassi Amani Michel<sup>2</sup>, Koffi Yao Blaise<sup>3</sup>

- 1. Institut National Polytechnique Félix Houphouët-Boigny (INP-HB), Ecole Doctorale Polytechnique (EDP), B.P. 1093 Yamoussoukro, (Côte d'Ivoire).
- 2. Institut National Polytechnique Félix Houphouët-Boigny (INP-HB) ; Département des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (STeRMi) ; Laboratoire du Génie Civil, des Géosciences et des Sciences Géographiques ; (Côte d'Ivoire).
- 3 Université Félix Houphouët-Boigny de Cocody-Abidjan (INP-HB) ; Unité de Formation et de Recherche (UFR) des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (UFR-STRM), Université Félix Houphouët-Boigny d'Abidjan-Cocody, BP 582 Abidjan 22, Côte d'Ivoire ; Laboratoire des Sciences et Techniques de l'Eau et de l'Environnement (LSTEE).

#### Résumé

L'objectif de cette étude est de développer des modèles de prévisions de débits mensuels dans le bassin versant de la Marahoué (Bandama) à partir de l'intelligence artificielle. Pour y parvenir, des données hydrologiques et hydrométrique ont été utilisées. Il s'agit des données de pluies, de température et de débit au pas mensuel collectées sur la période 1961-2017. La méthodologie employée a nécessité la définition d'architecture des modèles, le calage et la validation des modèles, l'évaluation de la performance des modèles sur la base des scores déterministes (coefficient de corrélation, la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne, le critère de Nash-Sutcliffe), scores de contingence, le paramètres de la robustesse et les représentations graphiques. Il ressort de cette étude qu'en phase de calage le coefficient de corrélation varie entre 0,70 et 0,84 soit une moyenne de 0,78 et les critères du RMSE et du Nash présentent des moyennes respectives de 0,62 et 61%. En phase de validation, les performances sont supérieures à celles obtenues en phase de calage. En effet, les valeurs du Nash oscillent entre 47 et 79% pour une moyenne de 65%, tandis que le coefficient de corrélation varie entre 0,75 et 0,89. Enfin, le critère du RMSE fluctue entre 0,22 et 0,35 pour une moyenne de 0,28. Par ailleurs, quel que soit le modèle (1, 2 et 3), le délai de 1 mois présente les meilleures valeurs, suivi des délais de 2 mois et 3 mois. En termes de critère de Nash-Sutcliffe, on peut dire que les modèles 2 et 3 ont été performants suivi du modèle 1.

Mots clés: Prévision, modèle, délai, débit mensuel, Marahoué (Bandama), Côte d'Ivoire.

# Forecast of monthly flows in the Marahoué watershed (Bandama, Côte d'Ivoire

### Abstract:

The objective of this study is to develop forecasting models for monthly flows in the watershed of Marahoué (Bandama). To do this, hydrological and hydrometric data were used. This is monthly data on precipitation, temperature and flow collected during the period 1961-2017. The methodology used required defining the structure of the models, calibrating and validating the models, and evaluating the performance of the models on the basis of deterministic scores (correlation coefficient, mean squared error, Nash-Sutcliffe), scores of contingency, robustness parameters and graphical representations.

It emerges from this study that in the calibration phase the correlation coefficient varies between 0.70 and 0.84, i.e. an average of 0.78 and the RMSE and Nash criteria have respective averages of 0.62 and 61%. In the validation phase, performance is superior to that obtained in the calibration phase. Indeed, the Nash values oscillate between 47 and 79% for an average of 65%, while the correlation coefficient varies between 0.75 and 0.89. Finally, the RMSE criterion fluctuates between 0.22 and 0.35 for an average of 0.28. In addition, whatever the model (1, 2 and 3), the 1-month period presents the best values, followed by the 2-month and 3-month periods. In terms of the Nash-Sutcliffe criterion, we can say that models 2 and 3 performed well followed by model 1.

Key Words: Forecast, model, lead time, monthly throughput, Marahoué (Bandama), Côte d'Ivoire.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Corresponding author: michel.kouassi@inphb.ci

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 Volume (vii) : Eau – Santé – Climat'2022

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET-JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

### **INTRODUCTION**

L'apparition de la question du réchauffement climatique à la fin des années 1980 est l'un des symptômes manifestes de la problématique de l'usage rationnel des ressources naturelles. Le protocole de Kyoto signé en 1997, témoigne d'une prise de conscience des Nations Unies à agir de façon concertée pour une réorientation du développement économique à l'échelle globale. L'eau étant un constituant biologique important, la protection de ce bien vital a motivé la création de plusieurs programmes, notamment celui des Nations Unies (UN-Water), et d'une évaluation annuelle [Global Annual Assessment of Sanitation and Drinking-Water (GLAAS)], coordonné par l'OMS.

Néanmoins, la volonté de coordonner les actions au niveau des États ne s'est pas toujours traduite par la prise de mesures nationales idoines au sein des pays signataires du fait de la diversité des enjeux d'urbanisation et des priorités de développement économique. Or, force est de constater que l'enjeu climatique et par conséquent la gestion des ressources en eau impacte très fortement les autres défis à relever. En effet, les changements climatiques se manifestent dans bien des cas, par des anomalies et des crises plus ou moins aléatoires, parfois des phases successives d'excédents (inondations) et dans d'autres cas des déficits hydriques (sécheresse). En vue de pallier les insuffisances liées à la réduction du risque hydro-climatique, 715 projets d'adaptation et de résilience aux changements climatiques (CC) ont été planifiés et/ou exécutés à partir de 2010, pour un montant de 7,3 milliards de dollars américains dans les 17 pays de l'Afrique de l'Ouest [1].

La Côte d'Ivoire, n'étant pas épargnée, elle subit également de plein fouet depuis quelques décennies, les effets des changements causés par les phénomènes climatiques extrêmes. En effet, les inondations ont un impact considérable sur la population, touchant environ 60 000 personnes par an, soit 0,3% de la population totale du pays [2]. Au cours de l'année 2018, les inondations ont touché plus de huit (8) grandes villes sur le territoire, affectant plus de 10 mille personnes rien que dans les villes de Bouaflé et Zuenoula. Par ailleurs, les dommages dans la seule ville d'Abidjan ont été évalués à plus de 18 milliards de FCFA, et les besoins suite à ces inondations urbaines, s'élèvent à près de 200 milliards de francs CFA [3].

Ainsi, cette étude s'inscrit dans une dynamique, d'anticipation du phénomène afin de le prévoir dans la mesure du possible. L'objectif de cette étude est donc de développer des modèles de prévision de débit du fleuve Marahoué. Bien évidemment, on entend par prévision dans le cas de notre travail, l'utilisation de l'information passée et présente pour estimer un débit extrême (crue ou étiage) pour un ou plusieurs instants dans le futur.

Pourquoi est-il utile d'avoir des estimations du débit pour des instants futurs d'un cours d'eau à un endroit donné? Pour répondre à cette question, il est recommandé de penser à deux des phénomènes les plus catastrophiques dans le monde que sont les inondations et les périodes de sécheresse [4]. Bien qu'il soit difficile de discerner une tendance sur le nombre de personnes tuées dans les catastrophes naturelles, on constate une augmentation du nombre d'évènements et de personnes affectées par les catastrophes dans les dernières décennies. On pourrait croiser cette dernière évolution avec la démographie mondiale, l'urbanisation galopante et l'augmentation significative des températures depuis 1980. En moyenne par an, de 2000 à 2005, près de 300 millions de personnes ont été affectées par les catastrophes naturelles et près de 78 000 y ont trouvé la mort [5]. En outre, tous les domaines d'activités sont impactés. S'agissant du secteur de la santé, nous pouvons citer l'étude menée par Servat et Lapetite [6] relative à la prévision hydrologique dans le cadre de la lutte contre l'onchocercose en Afrique de l'Ouest. Selon les auteurs, le logiciel Perles développé par l'ORSTOM (Office de la Recherche Scientifique et Technique Outre-mer, organisme aujourd'hui remplacé par l'IRD) a permis l'amélioration du rendement des traitements et la réduction des coûts de fonctionnement du programme de lutte contre l'onchocercose

Au cours des vingt dernières années, les hydrologues ont commencé à appliquer des techniques d'intelligence artificielle pour estimer et prévoir différents phénomènes hydrologiques [7]. Parmi ces techniques le plus célèbre est le Réseau de neurones artificiels "RNA" [7-12].

En ce qui concerne la modélisation pluie-débit, de nombreuses études ont montré que les réseaux de neurones artificiels offrent de bonnes perspectives [13-16]. En effet, la relation pluie-débit, et généralement les phénomènes hydrologiques sont considérés comme dynamiques, non linéaires et souvent difficiles à modéliser. De ce fait, l'application de l'apprentissage statistique à ce champ scientifique est donc logique [17].

Ainsi dans le cadre de cette étude la méthodologie appliquée a consisté à développer des modèles sur la base des RNA. L'application des modèles développés selon différents délais (mois) a permis de determiner le meilleur délai de prévision et la meilleure architecture de modèle.

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 *Volume (vii): Eau – Santé – Climat'2022* 

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET-JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

## **MATÉRIELS ET MÉTHODES**

#### Présentation de la zone d'étude

Le bassin versant de la Marahoué ou Bandama rouge est situé en Côte d'Ivoire entre les longitudes 5°5′ et 7°1′ Ouest et les latitudes 6°7′ et 9°5′ Nord (figure 1). Il a une superficie de 24300 km² (25% de la superficie totale du bassin versant du Bandama). La Marahoué est l'affluent rive droite le plus important du Bandama. Le cours d'eau principal, la Marahoué est encadré par deux affluents: le Béré à l'Est et le Yani ou Bahoroni à l'Ouest, il se jette dans le Bandama blanc à l'endroit où se trouve le village de Bozi, peu après la ville de Bouaflé.

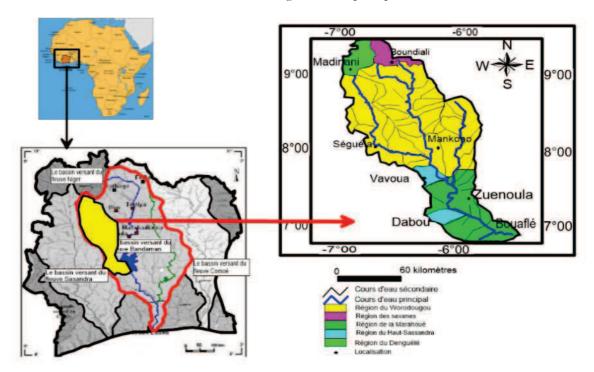


Figure 1 - Localisation géographique de la zone d'étude

Les régimes climatiques observés sur le bassin de la Marahoué sont le régime tropical de transition (climat soudanais) dans la partie nord et le régime équatorial de transition atténué (climat baouléen) dans la partie sud (Figure 2). En effet, le climat soudanais (Boundialy) est caractérisé par des pluies annuelles généralement inférieures à 1200 mm. Il s'agit d'un régime unimodal à deux saisons. Une saison pluvieuse de sept (7) mois allant d'avril à octobre avec le pic en août et une saison sèche qui va de novembre à mars, soit cinq (5) mois. Le trimestre le plus pluvieux est le JAS (juillet-août-septembre). Le climat baouléen (Bouaflé) est marqué par des pluies annuelles comprises entre 1200 et 1600 mm. C'est un régime climatique bimodal à deux saisons. Le pic le plus important est celui de septembre suivi de celui de juin. Ce régime est défini par une saison pluvieuse de huit (8) mois allant de mars à octobre et une saison sèche de quatre (4) mois qui va de novembre à février.

Le bassin de la Marahoué se caractérise par une végétation savanicole dans le Centre et une végétation préforestière dans la partie sud. Le relief du bassin est caractérisé des plateaux accidentés dans le Nord-Ouest (400 m). Plus au Sud, on a un ensemble assez homogène de plateaux (3 à 400 m) (Mankono-Séguéla). La région septentrionale est caractérisée par des reliefs isolés. Le bassin de la Marahoué est dominé par des sols ferralitiques. La géologie de la Marahoué fait partie intégrante du domaine Baoulé-Mossi appelé également domaine protérozoïque de la dorsale de Man. Il est situé à l'Est de la faille de Sassandra. Schématiquement, il se présente comme un ensemble de gneiss formant le socle des formations supracrustales d'origine volcanique, subvolcanique, et sédimentaire mises en place ou déposées au sein de nombreux sillons ou bassins intracratoniques, dans lesquels se sont mis en place les granites du cycle éburnéen. Ces éléments (végétation, relief, types de sol, etc.) définissent les conditions physiques de l'écoulement.

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET -JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

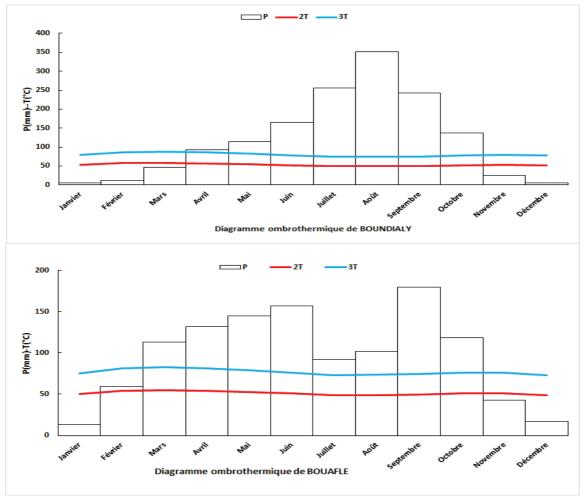


Figure 2 - Régimes climatiques du bassin versant de la Marahoué (Bandama)

La figure 3 présente le régime hydrologique de la Marahoué à la station hydrométrique de Bouaflé. On y observe un régime relativement simple avec un minimum en février et un maximum au mois de septembre. La période de faible écoulement s'étend de décembre à juin tandis que la période de forts écoulements s'étend quant à elle, de juillet à novembre.

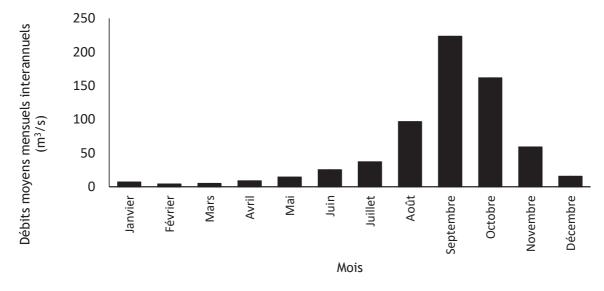


Figure 3 - Régime hydrologique du bassin versant de la Marahoué (1961-2017)

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 *Volume (vii) : Eau – Santé – Climat'2022* 

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET-JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

#### Données

Les données climatiques utilisées au cours de cette étude ont été mises à notre disposition par la Société D'Exploitation et de Développement Aéroportuaire, Aéronautique et Météorologique (SODEXAM) à travers la Direction de la Météorologie Nationale (DMN). Il s'agit des données de pluviométrie (mensuelle) et de température (mensuelle). Les stations retenues ont été sélectionnées afin de constituer, un échantillon le plus représentatif possible de la variabilité des conditions hydro-climatiques à l'échelle du bassin versant de la Marahoué. Dans le but de garantir une couverture relativement homogène, en fonction des données disponibles, des stations pluviométriques ont été retenues au Nord, au Centre et au Sud du bassin versant de la Marahoué. Ainsi, le réseau pluviométrique sélectionné compte dix (10) postes à savoir Béoumi, Bouaflé, Boundiali, Dianra, Kani, Madinani, Mankono, Séguela, Vavoua et Zuenoula. Les données pluviométriques collectées s'étendent sur la période 1961-2017. S'agissant des données de températures au pas de temps mensuel, elles ont été collectées aux stations de Korhogo, Odienné, Daloa et Yamoussoukro. Les données de température sur la période 1961-2017 de ces quatre stations ont été utilisées pour calculer la température moyenne sur le bassin versant de la Marahoué. En ce qui concerne l'ETP, elle a été évaluée à partir de la méthode de Thornthwaite. Les données débits mensuels ont été mises à notre disposition par la Direction Générale des Infrastructures de l'Hydraulique Humain (DGIHH). Ces données ont collecté au niveau de la station hydrométrique de Bouaflé, couvrent la période 1961 – 2017 (57 ans).

## **METHODOLOGIE APPLIQUEE**

L'approche méthodologique a conduit à l'élaboration de modèles basés sur l'intelligence artificielle. Le choix du modèle s'est porté sur les RNA (reseaux de neurones artificiels), entre autres pour leur performance et leur robustesse. Il s'agit d'un modèle empirique non linéaire [18-19]. Ainsi, le choix des variables et l'architecture des modèles a été réalisé avant la mise en forme des données. Par la suite, les performances des modèles ont été réalisées sur la base de scores determinists et de scores de contingence.

### Choix des variables et architecture des modèles

Le choix des variables qui ont été utilisées pour la conception des modèles de prévision de débit au niveau du bassin versant de la Marahoué (Bandama) est basé sur une synthèse de travaux antérieurs [20-25]. Les variables météorologiques généralement utilisées concernent la pluviométrie, l'évapotranspiration potentielle et la température. Quant à la variable hydrométrique généralement utilisée, elle concerne les données de débit. Ainsi, il a été utilisé une base de données constituée de quatre variables au pas de temps mensuel. Ces variables sont définies comme suit :

- Trois variables indépendantes (explicatives): précipitations, températures de l'air et ETP;
- Une variable dépendante (à expliquer) : débits moyens.

Le recours aux observations d'autres phénomènes que l'on croît précéder ou accompagner le phénomène que l'on cherche à prévoir est très important. Les précipitations, la température et l'ETP constituent des phénomènes essentiels conditionnant, avec plus ou moins de retardement, le phénomène de l'écoulement.

Cette influence largement démontrée dans la caractérisation, nous emmène à rechercher et formuler certaines corrélations, susceptibles d'être utilisées en matière de prévisions entre le débit d'un mois « Qt », ses paramètres (P, T, ETP) à l'instant « t » et les paramètres du mois ou des mois futurs. Il est également très pertinent de rechercher et d'utiliser les débits antérieurs à Qt. En effet, selon l'annuaire hydrologique (1948) ou encore le Guide des pratiques hydrologiques (2012), la prévision est d'autant plus efficace que le débit qu'on se propose de pré-estimer dépend plus du débit antérieur que des précipitations à venir, que l'on ignore.

De ce fait, la question qui justifie les paragraphes ci-dessous, est la suivante: dans quelle mesure les facteurs présentés précédemment interviennent dans le conditionnement de l'indice du débit futur Qt+1? Pour y répondre, chaque paramètre d'entrée a été considéré aux instants t-2, t-1, t, et t+1. Toutefois les pondérations affectées aux instants t-2 et t-1 ont été moins prononcées car influençant beaucoup moins la variable expliquée. De ce fait, les variables retenues en définitives sont les suivantes :

- La pluviométrie : P(t), P(t+1) ;
- L'évapotranspiration potentielle : ETP(t), ETP(t+1) ;
- La température : T(t), T(t+1);
- Le débit : Q(t).

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 Volume (vii) : Eau – Santé – Climat'2022

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET-JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

Sachant que la recherche et la validation d'un modèle sont parmi les domaines les plus difficiles de la statistique, nous avons prêté une attention particulière dans la sélection des variables. Selon Akossou et al. (2005), la construction d'un modèle commence par le choix des variables explicatives potentielles. Ce choix se fait sur la base de la connaissance que l'on a du problème mais il est souvent aussi lié à la disponibilité des informations comme expliqué dans le chapitre sur la critique des données.

Pour ce qui est de cette étude, la méthode a consisté à établir l'équation en choisissant les variables a posteriori, c'est-à-dire une sélection pas à pas. Elle correspond à une procédure très couramment utilisée en pratique. Le modèle théorique, n'étant pas connu, nous procédons à la recherche du modèle en excluant les variables jugées non pertinentes, au vu des données dont on dispose. Appelée aussi méthode « Backward Selection ou Régression Descendante », elle débute avec le modèle le plus complet et élimine une à une les variables de moindre importance (la possibilité de récupérer certaines variables éliminées est prise en considération). Le principe d'élimination consiste à calculer la signification statistique (p-value) de chaque variable tout en gardant les autres et éliminer la variable Xj la moins significative. On conserve les variables les plus pertinentes, c'est-à-dire, celles dont la p-value est la plus faible. Cette analyse est basée sur le test de Student au seuil de 5%. En effet, les variables pertinentes sont celles pour lesquelles la probabilité p (p-value) est inférieure ou égale à 0,05. On arrête le processus d'élimination en choisissant le modèle qui précède l'élimination d'une variable "significative".

Les combinaisons de variables ont été étudiées en considérant les pas de temps allant de t-2 à t+1. Toutefois, les résultats présentés sont limités à ceux obtenus pour les sous-ensembles constitués des pas de t à t+1 (trois architectures). S'il est vrai que ces combinaisons présentent de fortes valeurs du coefficient de détermination, elles ont également été retenues pour faciliter l'utilisation des modèles en fonction des données disponibles. De manière générale, l'architecture d'un modèle donné se présenterait comme suit:

$$I=f[P(t), P(t+1), T(t), T(t+1), Q(t), Q(t+1)]$$
(1)

Avec:

I : indice de débit du mois prévu ; P(t) : Indice de pluie du mois t ; P(t+1) : Indice de pluie du mois t+1 ;

T(t): indice de température du mois t;

T(t+1): indice de température du mois t+1;

Q(t) : indice de débit du mois t ;

Q(t+1): indice de débit du mois t+1.

Les résultats du test de Student ont permis de proposer les architectures des modèles développés qui se présentent comme suit :

modèle 1 : Q(t+1) = f[P(t), P(t+1), Q(t), Q(t+1)] (2)

modèle 3: Q(t+1) = f[P(t), P(t+1), ETP(t), ETP(t+1), Q(t), Q(t+1)] (4)

## Mise en forme des données

Les indices « I » de débit correspondant aux variables dépendantes ont été normalisées dans l'intervalle [-1,1], calculés comme suit :

$$I_i = \frac{Q_i - Q_0}{\sigma} \tag{5}$$

Avec:

I<sub>i</sub> : indice de débit du mois i ;

Q<sub>i</sub> : débit moyen du mois i ;

Q<sub>0</sub>: normale hydrologique de la période de référence (1961-1990) ;

σ : écart-type des débits mensuels sur la période de référence (1961-1990).

Les données d'entrée (pluie, température, ETP, débit) sont des valeurs brutes non transformées qui ont des ordres de grandeurs très différents selon les variables. Afin d'uniformiser les échelles de mesures, ces données

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 *Volume (vii): Eau – Santé – Climat'2022* 

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET-JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

ont été converties en valeurs standardisées. Ainsi, les valeurs ont été normalisées à partir de la relation suivante [26]:

$$X_n = 0,05 + 0,9 \times \left(\frac{X_r - X_{min}}{X_{min_{max}}}\right)$$
 (6)

Avec:

Xn : valeur normalisée ;

- Xr : valeur à normalisée ;

Xmax : valeur maximale de la série ;Xmin : valeur minimale de la série.

## Procédure de calage et de validation du modèle

Dans ce travail, ce sont utilisé les réseaux de neurones non récurrents de type PMC qui ont été utilisés. Le choix d'exploiter un type de réseaux de neurones par rapport à un autre n'est pas arbitraire, mais repose sur les fondements qu'exige le problème en question. Sachant que chaque type de réseaux, en termes d'apprentissage, est conseillé pour une application donnée. Nous avons opté donc pour le PMC puisqu'il répond aux spécificités du problème de prédiction. Ce type de réseaux a été récemment validé comme outil pertinent de prévision et de simulation des débits [27]. De plus le Perceptron Multicouches est le Réseau de neurones le plus utilisé en modélisation hydrologique [28-29].

Pour déterminer l'architecture du réseau à utiliser, il nous faut varier le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans une couche cachée, les fonctions de transfert, le nombre d'itérations et le pas d'apprentissage [30]. Nous avons choisi de diviser notre base de données en deux sous-ensembles qui se présentent comme suit :

- De 1961 à 1990 (période de référence): pour l'apprentissage;
- De 1991 à 2017: pour la validation.

Comme mentionné précédemment, la structure du réseau dépend étroitement de la base de données, constituée de couples entrées-sorties, choisis. Le nombre de nœuds d'entrées et de sorties est généralement imposé par la fonction à approximer. Le premier est déterminé par le nombre de variables utilisées en entrée. Dans notre étude, nous disposons de quatre variables. Pour la couche de sortie, le nombre de neurones est déterminé par le nombre de sorties à approximer, c'est à dire la variable qu'on veut prédire. L'objectif étant de prédire le débit, il a été utilisé qu'un seul neurone dans la couche de sortie [31].

## Performance des modèles

La performance des modèles a été évaluée à l'aide de critères déterministes, de critères de contingence et de représentations graphiques entre débits observés et simulés. L'analyse des résultats de simulation est portée sur les performances des modèles en phase de calage et en validation. En effet, les performances en calage sont moins révélatrices des réelles capacités de simulation des modèles. Celles-ci sont mieux exprimées par la validation.

Les scores déterministes sont composés du coefficient de corrélation, la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le critère d'optimisation de Nash-Sutcliffe et le paramètre de robustesse. Par ailleurs, les scores de contingence mettent en évidence le skill, la probabilité de détection (POD), la fausse alerte (FAR) et le taux de coïncidence. A ces critères numériques, s'ajoutent des représentations graphiques qui sont privilégiés pour la comparaison visuelle des débits simulés et observés.

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 Volume (vii) : Eau – Santé – Climat'2022

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET-JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

### Scores déterministes

Critère de Nash-Sutcliffe : Le critère de Nash-Sutcliffe mesure la performance du modèle par rapport à un modèle qui utiliserait la valeur moyenne comme valeur simulée. Le modèle est considéré comme performant quand les débits estimés se rapprochent des débits observés, c'est-à-dire quand la valeur du critère de Nash est proche de 100. Le critère de Nash-Sutcliffe accorde plus d'importance aux erreurs sur les forts débits. Ainsi en pratique, il convient de garder cette propriété à l'esprit pour l'interprétation des performances des modèles ou de transformer les variables sur lesquelles on calcule le critère. Le critère de Nash-Sutcliffe est donné par la formule suivante [32]:

Nash - Sutcliffe = 
$$(100) * (1 - \frac{\sum_{i}(Q_{i} - Q'_{i})^{2}}{\sum_{i}(Q_{i} - \overline{Q'_{i}})^{2}})$$
 (7)

 $Q_i$  et  $Q'_i$  respectivement les débits mesurés (observés) et calculés pour les i=1,...,N,  $Q'_i$  est la moyenne des débits calculés. Par ailleurs, l'échelle suivante peut être utilisée pour apprécier la qualité de la simulation [32] :

- Nash-Sutcliffe ≥90%, le modèle est excellent ;
- Nash-Sutcliffe compris entre 80% et 90%, le modèle est très bon ;
- Nash-Sutcliffe compris entre 60% et 80%, le modèle est bon;
- Nash-Sutcliffe ≤60%, le modèle est mauvais.
- Coefficient de corrélation (R): Le coefficient de corrélation (R) est utilisé pour mesurer la corrélation linéaire entre la variable réelle ou mesurée et la variable simulée. L'expression du coefficient de corrélation s'établit comme suit [27]:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n} (Q_i - \overline{Q}) \times (Q \overline{u}_i - \overline{Q} \overline{u})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (Q_i - \overline{Q})^2 \times \sum_{i=1}^{n} (Q \overline{u}_i - \overline{Q} \overline{u})^2}}$$
(8)

Avec:

- Q<sub>i</sub>: le débit mesuré ;
- Q'i: le débit prévu ;
- $\overline{\overline{Q}}_{: la}$  moyenne des débits mesurés ;  $\overline{\overline{Q}}_{: la}$  moyenne des débits simulés.

Dans le cadre de ce travail, un seuil de 0,6 a été retenu [33].

Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE): La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) est utilisée comme la mesure de la performance globale du modèle. Le modèle est bien optimisé si la valeur de RMSE est proche de zéro, ce qui tend vers une parfaite prévision. Sa formulation mathématique est donnée par la relation suivante :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (Q_i - Q \mathbf{q}_i)^2}{n}}$$
 (9)

Avec:

- $Q_i$ : le débit mesuré au pas de temps i ;
- $Q_i$ : le débit simulé pour le pas de temps i ;
- n: le nombre de simulations.

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 Volume (vii) : Eau – Santé – Climat'2022

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET -IISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

## Scores de contingence

Pour déterminer les scores de contingence, on classe les indices par ordre croissant. Le premier tiers correspond aux années sèches (période déficitaire), le second tiers aux années proches de la normale (période normale) et le dernier tiers aux années humides (période humide) [33-35]. Pour permettre l'évaluation des prévisions, des critères ont été définis : pourcentage de coïncidence (C), probabilité de détection d'un mois sec ou humide (POD), fausse alerte du premier ordre (FAR) et performance du modèle (HSS). Les éléments de base servant au calcul des différents critères sont récapitulés dans la table de contingence (tableau 1).

**Tableau 1 -** Table de contingence

		P			
		Sèche	Normale	Humide	Total
Observations	Sèche	N <sub>11</sub>	N <sub>12</sub>	N <sub>13</sub>	$\sum_{j=1}^{3} N_{1j}$
	Normale	N <sub>21</sub>	$N_{22}$	$N_{23}$	$\sum_{j=1}^{3} N_{2j}$
	Humide	N <sub>31</sub>	$N_{32}$	N <sub>33</sub>	$\sum_{j=1}^{3} N_{3j}$
		$\sum_{i=1}^{3} N_{i1}$	$\sum_{i=1}^{3} N_{i2}$	$\sum_{i=1}^{3} N_{i3}$	N

Probabilité de détection (POD): La probabilité de détection exprime le pouvoir de détection d'une catégorie donnée de la saison. Si on s'intéresse à une catégorie sèche, la POD (sèche) est le nombre de mois secs correctement prévus par le modèle, rapporté au nombre total de mois secs observés (soit le tiers de la série). Elle varie de 0 (mauvaise) à 1 (meilleure) suivant l'équation ci-après :

$$POD(s\grave{e}che) = \frac{N_{11}}{\sum_{j=1}^{3} N_{1j}}$$
 (10)

Pour une catégorie humide, la POD (humide) est le nombre de mois humides correctement prévues par le modèle, rapporté au nombre total de mois humides observées (soit le tiers de la série). Elle fluctue entre 0 (mauvaise) et 1 (meilleure) suivant l'équation ci-après :  $POD(humide) = \frac{N_{33}}{\sum_{j=1}^{3} N_{3j}}$ 

$$POD(humide) = \frac{N_{33}}{\sum_{j=1}^{3} N_{3j}}$$
 (11)

Fausse Alerte (FAR): La fausse alerte est le nombre prévu d'une catégorie donnée alors que c'est le contraire qui a été observé, rapporté au nombre total prévu de cette catégorie (Hamatan, 2002 ; Hamatan et al., 2004). En s'intéressant à une catégorie sèche, la FAR (sèche) est le nombre de mois prévus secs alors qu'ils ont été observés humides, divisé par le nombre total de mois secs prévus par le modèle. Elle oscille entre 0 (meilleure) et 1 (mauvaise) suivant l'équation ci-après :

$$FAR(s\grave{e}che) = \frac{N_{31}}{\sum_{i=1}^{3} N_{i1}}$$
 (12)

En ce qui concerne la catégorie humide, la FAR (humide) est le nombre de mois prévus humides alors qu'ils ont été observés secs, divisé par le nombre total de mois humides prévus par le modèle. Elle va de 0 (meilleure) à 1 (mauvaise) suivant l'équation ci-dessous :

$$FAR(humide) = \frac{N_{13}}{\sum_{i=1}^{3} N_{i3}}$$
 (13)

Taux de coincidence (C): Le taux de coincidence est le pourcentage des catégories correctement prévues par rapport à la taille de l'échantillon (nombre total de mois) qui se détermine comme suit :

$$C = \frac{\sum_{i=j=1}^{3} N_{ij}}{N} \tag{14}$$

 $C = \frac{\sum_{i=j=1}^{3} N_{ij}}{N}$  (14) Il exprime la performance prévisionnelle du modèle en comparant les prévisions aux observations (Hamatan, 2002; Hamatan et al, 2004).

# **RÉSULTATS ET DISCUSSION**

Performance des modèles au regard des scores déterministes

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 *Volume (vii): Eau – Santé – Climat'2022* 

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET -JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

Le tableau 2 illustre les résultats de prévision au pas de temps mensuel en phase de validation. Les performances des critères déterministes montrent que les valeurs du Nash oscillent entre 47 et 79% pour une moyenne de 65%, tandis que le coefficient de corrélation varie entre 0,75 et 0,89. Enfin, le critère du RMSE fluctue entre 0,22 et 0,35 pour une moyenne de 0,28. Par ailleurs, quel que soit le modèle (1, 2 et 3), le délai de prévision d'un mois présente les meilleures performances, suivi des délais de deux et trois mois. Au regard de l'ensemble des critères, on peut dire que le modèle 1 a été performant seulement au délai 1 mois alors que les modèles 2 et 3 ont été performants du délai d'un mois au délai de trois mois.

Tableau 2 - Scores déterministes des modèles RNA de prévision des débits mensuels en phase de validation

Critères	Modèle 1 <i>(P, Q)</i>			Modèle 2 (P, T, Q)			Modèle 3 (P, ETP, Q)		
	Délai 1	Délai 2	Délai 3	Délai 1	Délai 2	Délai 3	Délai 1	Délai 2	Délai 3
Coefficient de corrélation	0,83	0,75	0,78	0,88	0,85	0,82	0,89	0,85	0,81
RMSE	0,29	0,34	0,35	0,23	0,26	0,28	0,22	0,26	0,31
Nash-Sutcliffe (%)	63,73	51,51	47,48	76,78	70,53	66,64	79,16	70,61	59,67

## Performance des modèles au regard des scores de contingence

Le tableau 3 présente les scores de contingence des modèles de prévision des débits mensuels. Le taux de coïncidence varie entre 61% et 77% avec une moyenne de 66,22%. Toutefois, le délai 1 affiche un meilleur taux de coïncidence suivi des délais 2 et 3. La probabilité de détection d'une période sèche fluctue entre 56 et 84% avec une moyenne de 69%. Quant à la probabilité de détection d'une période humide, elle va de 73 à 84% avec une moyenne de 79%. S'agissant de la probabilité d'effectuer une fausse alerte (FAR) de période sèche ou humide, elle varie entre 0 et 4%, donc moins de 5%. Ces résultats témoignent d'une grande performance des modèles neuronaux de prévision des débits mensuels de la Marahoué (Bandama).

Tableau 3 - Scores de contingence des modèles RNA de prévision de débits mensuels en validation

Critères	Modèle 1 <i>(P, Q)</i>			Modèle 2 <i>(P, T, Q)</i>			Modèle 3 (P, ETP, Q)		
Délai	Délai 1	Délai 2	Délai 3	Délai 1	Délai 2	Délai 3	Délai 1	Délai 2	Délai 3
C (%)	77	66	64	69	62	64	61	69	64
POD sèche (%)	84	76	66	72	63	69	56	73	59
POD humide (%)	80	73	78	81	80	73	83	79	84
FAR sèche (%)	1	0	4	1	1	4	4	1	2
FAR humide (%)	1	1	0	0	0	3	0	3	2

Les performances démontrées à partir des critères numériques sont confirmées par les représentations graphiques des hydrogrammes et nuages de points des débits observés et simulés par les modèles neuronaux (Figure 4).

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 *Volume (vii) : Eau – Santé – Climat' 2022* 

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET-JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

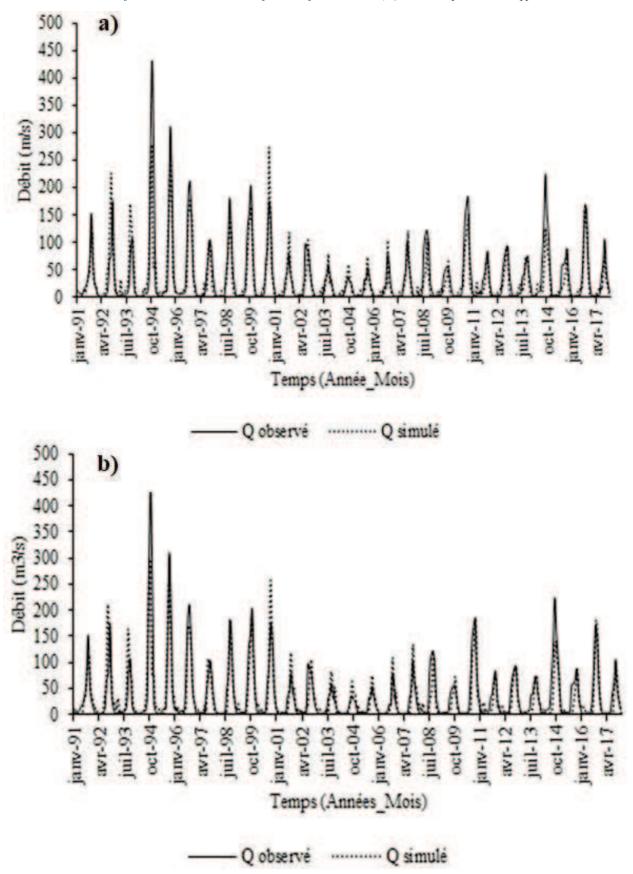


Figure 4 – Hydrogrammes de débits observés et simulés par les modèles 2 (a) et 3 (b) au délai d'un mois

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 Volume (vii) : Eau – Santé – Climat'2022

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET-JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

### **DISCUSSION**

L'application des réseaux de neurones (RNA) en général et les Perceptrons Multicouches en particulier nous a permis de concevoir des modèles hydrologiques de prévision des débits de la Marahoué (Bandama). Ces modèles ont été définis sur la base de débits mensuels. Aussi, ils ont été répartis sur trois délais (1, 2 et 3 mois) à partir des variables d'entrée que sont la pluie, la température, l'évapotranspiration et le débit. La combinaison de ces différentes variables a permis de constituer trois modèles dont le modèle de base (modèle 1) qui est constitué de la pluie et du débit. Le modèle 2 est déduit du modèle 1 en ajoutant la température. Quant au modèle 3, il s'agit de l'ajout de l'évapotranspiration au modèle 1. L'intérêt de l'utilisation en parallèle de trois modèles, est de tester la performance et la robustesse des approches utilisées en fonction des variables retenues. Aussi, quatre approches ont été utilisées pour l'évaluation de des modèles développés.

Dans l'ensemble, les performances obtenues aux architectures qui prennent en compte la température ou l'ETP en plus de la pluviométrie et du débit, se trouvent être les meilleures. Les résultats des critères de performance montrent qu'une modélisation à l'aide des RNA n'est pas satisfaisante lorsque les variables d'entrées sont constituées uniquement de la pluie et du débit. L'ajout de la température ou de l'ETP apporte une contribution à l'amélioration des performances des modèles. L'application des réseaux de neurones (RNA) en général, et les Perceptrons Multicouches en particulier, a permis d'obtenir des performances satisfaisantes pour la prévision mensuelle des débits. Les différents critères utilisés (déterminitses et contingence) convergent en général vers les mêmes résultats. Les modèles de prévision développés sur la base des réseaux de neurones sont adaptés à la prévision des débits mensuels du bassin versant de la Marahoué jusqu'au délai de trois mois. Aussi, il ressort que les résultats des modèles 2 et 3 sont relativement semblables et restent plus performants que le modèle 1.

Les représentations graphiques proposées permettent d'apprécier également la représentativité des valeurs simulées et celles observées. Les hydrogrammes présentés en phase de validation montrent que la dynamique des écoulements est bien représentée par les modèles RNA. Cependant, il existe un écart entre les hydrogrammes observés et les hydrogrammes simulés par les modèles au fur et à mesure que le délai de prévision augmente ainsi qu'au niveau des débits extrêmes (débits de hautes eaux et des débits de basses eaux). Toutefois, ce critère ne serait à lui seul, jugé de la performance des modèles développés. En effet, comme le mentionne Toukourou (2009), de bonnes valeurs peuvent être observées même si l'hydrogramme calculé est très éloigné de l'hydrogramme observé, en termes d'ajustement du pic.

Les résultats présentés restent dans leur ensemble acceptable comme précisés par certains auteurs. En effet pour certains auteurs tels que Toukourou [17], Kharroubi [36], Abda et al. [22], dans l'application hydrologique et selon le type de cours d'eau, le critère de Nash est acceptable entre 60% et 70% et excellent s'il est supérieur à 90%. De même, les résultats de la prévision des débits mensuels peuvent être également analysé au regard de l'étude menée par Koffi [27] sur le bassin versant du Bandama Blanc. En effet, dans ses travaux, les données des stations de Bada, Marabadiassa, Tortiya et de Bou ont été utilisées pour tester la capacité des Réseaux de neurones à prévoir dans un contexte perturbé avec, notamment la présence de plusieurs barrages agropastoraux. Pour atteindre cet objectif, deux Perceptrons Multicouches entraînés avec l'algorithme de la rétropropagation de l'erreur, ont été construits, l'un employé pour la simulation et l'autre en simulation et en prévision. Les données d'entrées des modèles sont constituées de la pluie, la température, l'ETP et le mois (reparties sous plusieurs architectures). Les résultats du critère de Nash présentent des valeurs comprises entre 71% et 74% en phase de calage et 77% et 79% en phase de validation. Enfin pour l'auteur, la pluie et l'évapotranspiration potentielle sont suffisantes comme entrées des Perceptrons Multicouches Dirigés pour faire la prévision des débits mensuels du Bandama Blanc. Cette tendance est observée également dans la présente étude, avec une valeur du Nash de 79,16% en phase de validation au modèle 3. Ainsi, les résultats obtenus renforcent la recommandation de l'auteur, selon laquelle, l'ajout des variables explicatives (température et évapotranspiration potentielle) a amélioré les performances des modèles conçus. Aussi, dans leur ensemble les modèles évalués à chaque délai, respectent les critères de PRESAO (programme de PREvision Saisonnière en Afrique de l'Ouest mis en place par le consortium ACMAD-AGRHYMET-ICRISAT-ABN). En effet, comme le souligne Hamatan et al. [35] dans leur étude sur la synthèse et l'évaluation des prévisions saisonnières en Afrique de l'Ouest, un modèle est validé par le PRESAO si son pourcentage de coïncidence « C » est supérieur à 30 %, sa probabilité de détection d'une année sèche est également supérieure à 30 % et si sa fausse alerte « FAR » est inférieure à 30 %. Dans ces travaux, les auteurs ont porté leur étude sur quatre (4) pays que sont, la Guinée, le Mali, le Tchad et le Benin. Ainsi, il a été démontré que dans cette étude, les prévisions sont améliorées dans les pays tests, avec la prise en compte des anomalies de température de surface au niveau de l'Upwelling Equatorial Atlantique, en plus des données pluviométriques et hydrométriques. Ainsi, les modèles calés sur la période 1961-1990 et validés sur sept (7) années soit 1991-1997, présentent des valeurs intéressantes des critères d'évaluation avec un Hit Skill Score qui fluctue entre 45 et 52 %. Îl convient alors de souligner, que sur la base du seuil de validation de prévision proposé par PRESAO, tous les modèles qui ont été exposés sont performants. Ce qui traduit une bonne performance des modèles neuronaux à prévoir les débits mensuels du bassin versant de la Marahoué.

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 Volume (vii) : Eau – Santé – Climat'2022

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET-JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

### **CONCLUSION**

L'objectif de cette étude est de développer des modèles de prévision de débit du fleuve Marahoué à partir de l'intelligence artificielle. Pour ce faire les modèles ont suscité comme variables d'entrées aux instants « t » et « t+1 », la pluviométrie, l'ETP, la température et une variable de débit. Sur la base des variables d'entrées, trois architectures de modèles ont été définis. La performance des modèles à la suite des phases de calage et validation, a été réalisée sur la base des scores déterministes (R, RMSE et Nash-Sutcliffe) et des scores de contingences (POD, FAR, C) et des représentations graphiques. Ces modèles ont été développés suivant trois (3) délais, à savoir le délai 1 mois, 2 mois et 3 mois. En phase de validation, il est mis en évidence au niveau des critères déterministes, des performances moyennes de 0,83 (0,75-0,89) pour le coefficient de corrélation, 0,28 (0,22-0,35) pour l'erreur quadratique et 65% (47%-79%) pour le Nash-Sutcliffe. Pour ce qui est des scores de contingence, on retient que la probabilité de détection d'une période humide ou sèche varie entre 56 et 84% avec une moyenne de 74%. En outre, la probabilité d'annoncer une fausse alerte (FAR) de période humide ou sèche oscile entre 0 et 4%. En ce qui concerne les différents délais proposés, les résultats obtenus font ressortir que le délai 1 mois affiche les meilleures performances, suivi du délai 2 et 3 mois. Par ailleurs, l'analyse des résultats des modèles de prévision, montrent que les modèles 2 et 3 sont plus performants que le modèle 1. Au regard des résultats obtenus, il est proposé, en tenant compte des données disponibles d'opter pour les modèles 2 et 3 pour les débits mensuels. En effet, l'ajout de la température ou de l'ETP a rehaussé la performance du modèle de base (modèle 1) qui ne comprend que la pluie et le débit comme variables d'entrée. En définitive, cette étude a démontré que les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont de très bons modèles de prévision des débits d'écouelemnt au pas de temps mensuel.

#### Références

- [1] Turnbull M., Sterrett C. L., Hilleboe A. 2013. Vers la résilience : un guide pour la Réduction des Risques de Catastrophe et l'Adaptation au Changement Climatique. Catholic Relief Services Conférence des Évêques Catholiques des États-Unis d'Amérique, 202 p.
- [2] Cima, Unisdr 2018. Centre International pour le Monitoring Environnemental (CIMA), The United Nations Office for Disaster Risk Reduction (UNISDR). Profil de Risque de Catastrophe en Côte d'Ivoire, 24p.
- [3] Agence Ivoirienne De Presse (AIP). Inondation en Côte d'Ivoire.
- [4] ASCE (2000). Artificial Neural Networks in Hydrology. I: Preliminary Concepts. J. Hydrol. Engng, 5, 115-123.
- [5] Scheuren J-M., Le Polain O., Below R., Guha-Sapir D., Ponserre S. 2008. Annual Disaster Statistical Review: Numbers and Trends 2007. Centre for Research on the Epidemiology of disasters (CRED), Brussels.
- [6] Servat E., Paturel J. E., Kouame B., Travagli M., Ouedraogo M., Boyer J. F., Lubes-Niel H., Fri Tsch J. M., Masson J. M. Et Marieu B. 1998. Identification, caractérisation et conséquences d'une variabilité hydrologique en Afrique de l'Ouest et Centrale. *International Association of Hydrological Sciences Publication*, 252, 323-337.
- [7] Brou L.A., Kouassi K.L., Konan K.S., Kouadio Z.A., Dongo T.F., Konan K.F., Kamagate B. 2017. Modélisation Pluie-Débit à l'aide des Réseaux de Neurones Artificiels Multicouches sur le Bassin Versant du Fleuve Cavally à la station d'Ity (Zouan-Hounien, Côte d'Ivoire). *Journal International Sciences et Technique de l'Eau et de l'Environnement*, 2 (5), 19-24.
- [8] Abrahart, R. J., Kneale, P. E., See, L. M. 2004. Neural Networks for Hydrological Modeling. Leiden: A. A. Balkema publishers.
- [9] Zhu, Y.M., Lu, X.X., Zhou, Y. 2007. Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: An example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, China. *Geomorphology*, 84 (1), 111-125.
- [10] Kouassi A.M., Koffi Y.B., Kouamé K.F., Théophile Lasm L., Biemi J. (2013). Application d'un modèle conceptuel et d'un modèle de réseaux de neurones artificiels à la simulation des débits annuels dans le bassin versant du N'zi-Bandama (Côte d'Ivoire). *Afrique SCIENCE*, 09(1), 64-76.
- [11] Koffi Y.B., Ayral P.A., Kouassi A.M., Johannet A., Biemi J. (2011). Modélisation des débits des rivières en région tropicale humide : application des réseaux de neurones et du modèle GR2M au Bandama blanc (Côte d'Ivoire). Rev. Ivoir. Sci. Technol., 17, 151 171
- [12] Tachi S.E., Ouerdachi L., Remaoun M., Derdous O., Boutaghane H. 2016. Forecasting suspended sediment load using regularized neural network: Case study of the Isser River (Algeria). *Journal of Water and Land Development*, 29, 75–81.
- [13] Hsu K.L., Gupta H.V. Et Sorooshian S., 1995. Artificial Neural-Network Modeling of the Rainfall-Runoff Process. Wat. Resour. Res., 31 (10), 2517-2530.
- [14] Dibike B.Y., Solomatine D.P. 2001. River flow forecasting using Artificial Neuronal Networks. *Physics and Chemistry of the Earth*, 26 (1), 1-7.
- [15] Solomatine D.P., Dulal K.N. 2003. Model tree as an alternative to neural network in rainfall-runoff modelling. *Hydrological Sciences J*, 48 (3), 399-411.
- [16] Boulmaiz T. 2016. Contribution dans la modélisation de la relation pluie-débits. Thèse deDoctorat université Kasdi Merbah Ouargla, 144 p.

e-ISSN: 1737-9350 p-ISSN: 1737-6688, | Open Access Journal | Volume (vii) - Numéro 3 – Septembre 2022 Volume (vii) : Eau – Santé – Climat'2022

Assoko Adjoa Victoire Sandrine et al., /IJWSET-JISTEE, Vol. (vii), Issue 3, September 2022, pp. 74-87

- [17] Toukourou M.S. 2009. Application de l'apprentissage artificiel à la prévision des crues éclair. Hydrologie. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 183p.
- [18] Dechemi N., Benkaci T., Issolah A. 2003. Modélisation des débits mensuels par les modèles conceptuels et les systèmes neuro-flous. Revue des sciences de l'eau / Journal of Water Science, 16(4), 407–424. https://doi.org/10.7202/705515ar
- [19] Lek S., Dimopoulos I., Derraz M., El Ghachtoul Y. 1996. Modélisation de la relation pluie-débit à l'aide des réseaux de neurones artificiels. Revue des sciences de l'eau, 93, 319–331.
- [20] Benkaci A. T. 2006. Modélisation pluie-débit mensuelle et journalière par les modèles conceptuels et les systèmes neuroflous (Application aux bassins Algériens). Thèse de doctorat de l'Institut National Agronomique d'Alger, 222p.
- [21] Koffi Y.B, Ahoussi K. E., Kouassi A. M., Biemi J. 2014. Ressources minières, pétrolières et gazières de la Côte d'Ivoire et problématique de la pollution des ressources en eau et des inondations. *Geo-Eco-Trop*, 38 (1), 119-136.
- [22] Abda Z., Chittih M., Zerouali B. 2015. Modélisation des débits extrêmes par les réseaux neuronaux artificiels et les systèmes à inférence neuro-floue (application aux bassins côtiers Algérois). International Conference on African Large River Basins Hydrology, *Hammamet, Tunisia, 11p.*
- [23] Artigue G., Johannet A., Borrell V., Pistre S., 2012. Flash flood forecasting in poorly gauged basins using neural networks: case study of the Gardon de Mialet basin (southern France). *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 12, 3307-3324.
- [24] Kouassi A. M., Kouakou K. E., Nassa R. A. K., Kouame K. F., Biemi J. 2018. Prévision saisonnière des débits de hautes eaux au sein des bassins fluviaux de l'Afrique de l'Ouest: cas du bassin versant du N'zi-Bandama, Côte d'Ivoire. *Afrique SCIENCE*, 14 (6), 160 174.
- [25] Kouassi A.M., Nassa R.A.K., Koffi Y.B., Kouame K.F., Biemi J. (2018a). Modélisation statistique des pluies maximales annuelles dans le District d'Abidjan (Sud de la Côte d'Ivoire). Revue des Sciences de l'Eau, Vol 31 (2), 147-160.
- [26] El Badraoui M.H., Berdai M. (2011). Adaptation du système eau-énergie au changement climatique : Etude nationale Maroc. Rapport final. Plan Bleu Centre d'Activités Régionales PNUE/PAM, 97p.
- [27] Koffi Y. B. 2007. Etude du calage, de la validation et des performances des réseaux de neurones formels à partir des données hydro-climatiques du bassin versant du Bandama blanc (Côte d'Ivoire). Thèse de Doctorat de l'Université Félix Houphouët-Boigny de Cocody, Côte d'Ivoire, 210p.
- [28] Coulibaly P., Anctil F., Bobee B. 1999. Prévision hydrologique par réseaux de neurones : Etat de l'art. *Can. J. Civil Engng*, 26 (3), 293-304.
- [29] Gaspar D. L. 2010. Application de l'apprentissage artificiel a la modélisation systémique de la chaine hydrométéorologique pour la prévision des crues éclair. Travail final d'études. Ingénierie Technique d'Œuvres Publiques, École des Mines d'Ales, 100p.
- [30] Artigue G. 2012. Prévision des Crues Éclair par Réseaux de Neurones : Généralisation aux Bassins non Jaugés. Hydrologie. Thèse de Doctorat, Université Montpellier 2 Sciences et Techniques du Languedoc, 194 p.
- [31] Yonaba H. 2009. Modélisation hydrologique hybride réseau de neurones modèle conceptuel. Thèse de Doctorat de l'Université Laval, Québec, 182p.
- [32] Kouassi A.M, Tozan Bi, Kouame K.F, Kouame K.A. Okaingni J-C, Biemi J. 2012. Application de la méthode des simulations croisées à l'analyse de tendances dans la relation pluie-débit à partir du modèle Gr2m : Cas du bassin versant du N'Zi-Bandama (Côte d'Ivoire). *Comptes rendus géoscience*, 344 (5), 288–296.
- [33] Kouassi A.M., Nassa R.A.K., N'guessan B.T.M., Kouame K.F., Biemi J. 2018b. Caractérisation des débits d'étiage dans un contexte de changements climatiques: cas du bassin versant du N'Zi (Côte d'Ivoire). Agronomie Africaine, 30 (3), 215-223.
- [34] Hamatan M. 2002. Synthèse et Evaluation des Prévisions Saisonnières en Afrique de l'Ouest ». DEA Sciences de l'Eau dans l'Environnement Continental de l'Ecole Doctorale : Sciences de la Terre et de l'Eau de l'Université Montpellier II, France 116 p.
- [35] Hamatan M., Mahe G., Servat E., Paturel J. E., Amani A., 2004. Synthèse et évaluation des prévisions saisonnières en Afrique de l'Ouest. *Sécheresse*, 15 (3), 279-286.
- [36] Kharroubi O. 2013. Prévision des crues par modèle de réseau de neurones artificiels : application au bassin versant de l'Eure. Thèse de Doctorat de l'Université de Lille 1, France, 211p..